

УДК 004.032.26

DOI: 10.15587/1729-4061.2019.169080

## Розробка нейромережових і нечітких моделей багатомасових електромеханічних систем

Г. І. Канюк, Т. Ю. Василець, О. О. Варфоломієв, А. Ю. Мезеря,  
Н. С. Антоненко

*Метою роботи є побудова моделей багатомасових електромеханічних систем з застосуванням нейронних мереж, систем нечіткого висновку і гібридних мереж інструментальними засобами MATLAB. Модель системи у вигляді нейронної мережі або системи нейро-нечіткого висновку будується на основі відомих вхідних сигналів і вимірних сигналів на виході системи. При проведенні досліджень використані методи теорії штучних нейронних мереж і методи технології нечіткого моделювання.*

*Виконано синтез нейронної мережі для вирішення завдання ідентифікації електромеханічної системи із складними кінематичними зв'язками з застосуванням пакету прикладних програм Neural Network Toolbox системи MATLAB. Розглянуто можливість вирішення задачі ідентифікації за допомогою нечіткої апроксимуючої системи з використанням пакету Fuzzy Logic Toolbox. Проведено синтез гібридні мережі, реалізованої у формі адаптивної систем нейро-нечіткого висновку з застосуванням редактора ANFIS. Надано рекомендації з вибору параметрів, що найбільш суттєво впливають на точності ідентифікації при застосуванні розглянутих методів. Показано, що використання нейронних мереж і адаптивних систем нейро-нечіткого висновку дозволяє виконувати ідентифікацію систем з точністю 2-4 %.*

*В результаті проведених досліджень показана ефективність застосування нейронних мереж, систем нечіткого висновку і гібридних мереж для ідентифікації систем із складними кінематичними зв'язками при наявності інформації «вхід-вихід». Виконано синтез нейромережової, нечіткої і нейро-нечіткої моделей двомасової електромеханічної системи з використанням сучасних програмних засобів.*

*Розглянутий підхід використання технологій штучного інтелекту – нейронних мереж і нечіткої логіки – є перспективним напрямом для побудови відповідних нейромережових і нейро-нечітких моделей технологічних об'єктів і систем. Результати досліджень можуть бути використані при синтезі регуляторів систем із складними кінематичними зв'язками для забезпечення високих показників якості функціонування систем*

*Ключові слова: ідентифікація багатомасових систем, нейромережові моделі, нечіткі апроксимуючі системи, гібридні мережі*

### 1. Вступ

При синтезі сучасних систем управління проблема ідентифікації залишається надзвичайно важливою. Неможливо забезпечити високу якість управління

без наявності математичної моделі, яка відображає властивості об'єктів управління з високим ступенем точності. Аналіз динамічних процесів в багатомасових електромеханічних системах представляє значні складнощі, а на практиці додатково ускладнюється відсутністю точних кількісних характеристик всіх елементів і зв'язків. Перехідні процеси в таких системах можуть мати незадовільні показники якості. Для ефективного управління багатомасовими електромеханічними системами необхідно мати їх математичні моделі, що відображають властивості систем з високим ступенем точності. Однак прагнення отримати всю вичерпну інформацію для побудови точної математичної моделі складної системи може привести до втрати часу і засобів, оскільки це може бути в принципі неможливо. Відсутність повної інформації про умови функціонування, властивості і параметри об'єктів і систем обумовлюють необхідність застосування при управлінні адаптивного підходу, що допускає можливість використання спрощених, зокрема, лінійних моделей. Хоча такий підхід і дозволяє в ряді випадків істотно зменшити апріорну невизначеність і реалізувати досить ефективне управління, обмеження лінійними моделями не завжди забезпечує отримання необхідного результату.

Одним з перспективних напрямків побудови математичних моделей складних об'єктів і систем за вимірюваними вхідними і вихідними сигналами є застосування нейромережових технологій. При застосуванні в системах управління нейромережових регуляторів використовуються моделі систем у вигляді нейронних мереж для реалізації алгоритмів управління. Застосування нейронних мереж як моделей може служити альтернативою класичним методам ідентифікації, оскільки в цьому випадку точне знання внутрішніх процесів не є необхідною умовою моделювання.

Крім нейронних мереж в завданнях ідентифікації широкого застосування набули методи, засновані на теорії нечітких множин і нечіткій логіці – технології нечіткого моделювання. Дані методи є ефективними, коли інформація про досліджуваний об'єкт є неповною або неточною.

В даний час розроблені структури, що об'єднують якнайкращі властивості нейромережових і нечітких методів – гібридні мережі. В них система нечіткого висновку представляється у вигляді нейронної мережі, яку можна навчати методами, застосовними до нейронних мереж. Це дозволяє використовувати обчислювальну потужність нейронних мереж в системі з нечіткою логікою, і підвищити інтелектуальні можливості нейронних мереж нечіткими правилами вироблення рішень.

Тому актуальні дослідження по застосуванню нейромережових технологій і технології нечіткого моделювання для підвищення точності ідентифікації електромеханічних систем із складними кінематичними зв'язками за відсутності повної інформації про їх структуру і параметри.

## **2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми**

Як відомо, механічна частина електромеханічних систем представляє собою систему взаємозв'язаних мас, що переміщуються з різними швидкостями, тобто є багатомасовою системою. Наявність в електромеханічних системах

пружних зв'язків і нелінійних елементів ускладнюють застосування класичних методів аналізу і синтезу систем. В [1] запропоновано методику нетрадиційного вибору параметрів регуляторів швидкості систем підпорядкованого регулювання. Роботи [2, 3] присвячені синтезу спостерігачів та робасних і оптимальних за різноманітними критеріями регуляторів, що дозволяють задовольнити різноманітним вимогам, які пред'являються до роботи багатомасових електромеханічних систем в різних режимах. Синтез зазначених регуляторів проводиться на основі математичної моделі електромеханічної системи. Однак при синтезі регуляторів використовуються спрощені моделі багатомасових систем, що призводить до зниження точності регулювання. При ідентифікації реальні електромеханічні системи замінюються еквівалентними із зосередженими масами. Складається математична модель еквівалентної системи і визначаються її параметри. Зазначені моделі не враховують всіх факторів, що впливають на динамічні процеси в багатомасових системах. Питанням підвищення точності ідентифікації параметрів моделей багатомасових систем присвячені роботи [4-14]. В [4] наведено метод ідентифікації параметрів механічної частини електромеханічних системи з багатьма масами і пружними зв'язками та в'язким тертям між ними. Проте для реалізації цього методу необхідна наявність знятих експериментально тахограм всіх мас, що для реальних системи виконати дуже складно. В [5] представлена методика ідентифікації параметрів двомасової електромеханічної системи на основі генетичних алгоритмів. Однак в результаті досліджень встановлено, що заснований на генетичних алгоритмах метод дозволяє ідентифікувати параметри з достатньою для практичних цілей точністю тільки для спрощеної лінійної математичної моделі. В роботі [6] наводиться аналіз методів ідентифікації динамічних систем стосовно до електроприводів портових перевантажувальних машин, які є складними електромеханічними системами, механічна частина яких містить елементи з пружними зв'язками. Проаналізовано особливості цих систем, що вимагають при вирішенні задач моделювання і ідентифікації урахування зазорів в зубчастих передачах; пружності, що виникають в валах; зміна моментів інерції в зубчастих вінцях; зміна жорсткості пружних елементів в муфтах. Однак в роботі розглянуто алгоритми визначення параметрів частотних характеристик лише окремих елементів систем, а саме: ПІ-регулятора, електродвигуна постійного струму і тиристорного перетворювача. В [7] запропоновано алгоритм параметричної ідентифікації електромеханічних систем, математичні моделі яких визначається системою рівнянь у формі Коші. В якості прикладу розглянуто задачу параметричної ідентифікації асинхронної машини з короткозамкненим ротором по кривій перехідного процесу прямого пуску з заданим навантаженням. Застосування цього методу для ідентифікації багатомасових електромеханічних систем призведе до значних похибок, оскільки, як зазначалось, рівняння стану можуть бути записані лише для еквівалентної моделі із зосередженими масами, що не враховує всіх факторів, що впливають на динамічні процеси в багатомасових системах. В [8] представлені методи ідентифікації параметрів багатомасової електромеханічної системи з використанням нелінійного методу найменших квадратів. Однак представлений метод був застосований в області параметричної ідентифікації лінійної системи з за-

тримкою. Стаття [9] присвячена дослідженню доцільності і корисності застосування безперервного вейвлет-перетворення для оцінки параметрів моделей, таких як коефіцієнти загасання і власні частоти двомасових і трьох масових електромеханічних систем. Ідентифікація з використанням безперервного вейвлет-перетворення порівнюється з технікою перетворення Гільберта-Хуанга і оцінюється з точки зору точності і здатності оцінювати параметри систем. Ці методи є досить ефективними, але дають можливість оцінювати лише окремі параметри багатомасових систем. В [10–12] пропонуються методи визначення частотних характеристик дво- і трьохмасових систем з застосуванням методу Уелча. Проте частотні характеристики, які широко застосовуються як моделі лінійних динамічних об'єктів, не відображають динамічні процеси в реальних багатомасових електромеханічних системах. В роботах [13–16] при апроксимації властивостей двомасових [13–15] і трьохмасових [16] електромеханічних систем запропоновано використовувати лінійні статистичні моделі, які добре зарекомендували себе на практиці, а саме: модель авторегресії з додатковими вхідними сигналами (ARX-модель) і модель вихідної помилки (OE-модель). Простота таких моделей і можливість використовувати для перевірки їх адекватності добре розроблені методи аналізу частотних характеристик являються основною перевагою при їх використанні. В роботах представлені методи ідентифікації параметрів цих моделей. Однак застосування лінійних моделей до складних нелінійних систем, якими є багатомасові електромеханічні системи, не забезпечує необхідну точність для цілей управління.

Використання технологій штучного інтелекту – нейронних мереж і нечіткої логіки – відкриває широкі можливості для управління складними системами. Для реалізації алгоритмів управління знання точної структури і параметрів систем не є необхідною умовою. Модель системи у вигляді нейронної мережі або системи нейро-нечіткого висновку будується на основі відомих вхідних сигналів і вимірних сигналів на виході системи. В списку літератури наведено деякі роботи, присвячені ідентифікації складних технологічних процесів і систем з використанням нейронних мереж [17–26], систем нечіткого висновку [27–35] і нейро-нечітких систем [36–41]. Однак питання синтезу нейромережових і нечітких моделей електромеханічних систем із складним кінематичними зв'язками не розглядались.

Проведений аналіз літературних даних дає підстави стверджувати, що доцільним є проведення дослідження, присвяченого ідентифікації багатомасових електромеханічних систем з використанням нейронних мереж, систем нечіткого висновку і гібридних мереж.

### **3. Мета та задачі дослідження**

Метою роботи є побудова моделей багатомасових електромеханічних систем з застосуванням нейронних мереж, систем нечіткого висновку і гібридних мереж за вимірюваними вхідними і вихідними сигналами інструментальними засобами MATLAB. Це дасть можливість підвищити точності ідентифікації електромеханічних систем із складними кінематичними зв'язками за відсутнос-

ті повної інформації про їх структуру і параметри і забезпечити високу якість управління.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні задачі:

- виконати синтез нейромережевої моделі двомасової електромеханічної системи з використанням GUI-інтерфейсу пакету прикладних програм Neural Network Toolbox;

- розробити нечітку модель двомасової електромеханічної системи, представленої у вигляді систем нечіткого висновку з застосуванням пакету Fuzzy Logic Toolbox;

- побудувати модель двомасової електромеханічної системи з використанням гібридних мереж, реалізованих у формі адаптивних систем нейро-нечіткого висновку ANFIS.

#### **4. Синтез і дослідження нейромережевої моделі двомасової електромеханічної системи**

До складу системи MATLAB входить пакет прикладних програм (ППП) Neural Network Toolbox, який є засобом, що допомагає користувачеві розвивати методи проектування і розширює область застосування нейронних мереж [42]. Цей пакет включає графічний інтерфейс NNTool, який є дуже зручним в використанні і спрощує роботу з нейронними мережами.

Синтез нейромережевих моделей складних систем з використанням NNTool розглянемо на прикладі створення нейронної мережі для ідентифікації двомасової електромеханічної системи, перехідні процеси якої мають характер слабо затухаючих коливань. Потім оцінимо точність отриманої нейромоделі за допомогою порівняння модельних значень із значеннями, отриманими шляхом моделювання двомасової електромеханічної системи в середовищі Simulink системи MATLAB.

Двигун постійного струму отримує живлення від тиристорного випрямляча. Вал двигуна і жорстко пов'язаних з ним елементів системи з моментом інерції  $J_d$  зв'язаний з робочим механізмом з моментом інерції  $J_m$  пружним зв'язком з коефіцієнтом жорсткості  $c$  і коефіцієнтом в'язкого тертя  $\beta$ . Система управління має внутрішній контур струму і зовнішній контур електрорушійної сили (ЕРС). Контур струму настроєний на модульний оптимум і з урахуванням компенсації постійної часу якорного кола двигуна за допомогою ПІ-регулятора має інтегратор і одну малу, що не компенсується, постійну часу  $T_{\text{мт}}$ . Контур ЕРС настроєний за симетричним критерієм.

Система диференціальних рівнянь двомасової електромеханічної системи має вид:

$$\left\{ \begin{aligned} \frac{d\omega_{\text{м}}(t)}{dt} &= \frac{1}{J_{\text{м}}} M_{\text{пр}}(t) + \frac{\beta}{J_{\text{м}}} \omega_{\text{д}}(t) - \frac{1}{J_{\text{м}}} \omega_{\text{м}}(t) - \frac{1}{J_{\text{м}}} M_{\text{с}}(t); \\ \frac{dM_{\text{пр}}(t)}{dt} &= c\omega_{\text{д}}(t) - c\omega_{\text{м}}(t); \\ \frac{d\omega_{\text{д}}(t)}{dt} &= \frac{1}{J_{\text{д}}} M_{\text{д}}(t) - \frac{1}{J_{\text{д}}} M_{\text{пр}}(t) - \frac{\beta}{J_{\text{д}}} \omega_{\text{д}}(t) - \frac{\beta}{J_{\text{д}}} \omega_{\text{м}}(t); \\ \frac{dM_{\text{д}}(t)}{dt} &= \frac{1}{k_{\text{д}}} P(t); \\ \frac{dP(t)}{dt} &= \frac{k_{\text{пе}}}{2T_{\text{мт}}^2 k_{\text{т}}} E_{\text{зЕ}}(t) - \frac{k_{\text{пе}}}{2T_{\text{мт}}^2 k_{\text{т}}} U_{\text{ззЕ}}(t) - \\ &\quad - \frac{k_{\text{д}}}{2T_{\text{мт}}^2} M_{\text{д}}(t) - \frac{1}{T_{\text{мт}}} P(t) + \frac{1}{2T_{\text{мт}}^2 k_{\text{т}}} U_{\text{іЕ}}(t); \\ \frac{dE_{\text{зЕ}}(t)}{dt} &= \frac{1}{T_{\text{а}}} U_{\text{зЕ}}(t) - \frac{1}{T_{\text{а}}} E_{\text{зЕ}}(t); \\ \frac{dU_{\text{ззЕ}}(t)}{dt} &= \frac{k_{\text{н}}}{T_{\text{а}} k_{\text{д}}} \omega_{\text{д}}(t) - \frac{1}{T_{\text{а}}} U_{\text{ззЕ}}(t); \\ \frac{dU_{\text{іЕ}}(t)}{dt} &= k_{\text{іе}} E_{\text{зЕ}}(t) - k_{\text{іе}} U_{\text{ззЕ}}(t), \end{aligned} \right.$$

де  $\omega_{\text{д}}(t)$ ,  $\omega_{\text{м}}(t)$  – кутові швидкості двигуна і механізму;  $M_{\text{д}}(t)$  – обертаючий момент двигуна;  $M_{\text{с}}(t)$  – момент статичного навантаження;  $M_{\text{пр}}(t)$  – момент пружності;  $P(t) = M_{\text{д}}(t)/dt$  – ривок;  $U_{\text{зЕ}}(t)$ ,  $E_{\text{зЕ}}(t)$  – напруга і ЕРС задання;  $U_{\text{ззЕ}}(t)$  – напруга зворотного зв'язку по ЕРС;  $U_{\text{іЕ}}(t)$  – вихідна напруга інтегратора ПІ-регулятора ЕДС;  $T_{\text{а}}$  – електромеханічна постійна часу електродвигуна;  $k_{\text{д}}$  – коефіцієнт посилення двигуна;  $k_{\text{т}}$  – коефіцієнт посилення зворотного зв'язку по струму;  $k_{\text{н}}$  – коефіцієнт посилення зворотного зв'язку по напрузі;  $k_{\text{пе}}$ ,  $k_{\text{іе}}$  – коефіцієнти підсилення пропорційної і інтегральної частин ПІ-регулятора контуру ЕРС.

Перш ніж приступити до розробки нейромережевої моделі двомасової системи необхідно сформувати масиви, що містять тренувальні дані мережі. Для перевірки якості тренування доцільно сформувати масиви контрольних і тестових послідовностей. З цією метою може бути використана схема моделі двомасової системи, розроблена в Simulink (рис. 1). Сформовані за допомогою цієї моделі масиви потім завантажуються в робочу область NNTool.

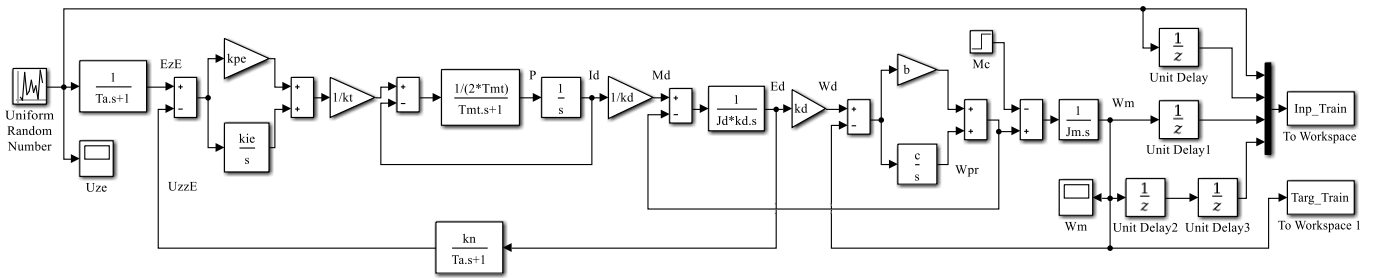


Рис. 1. Модель Simulink двомасової електромеханічної системи

Для побудови нейромережевої моделі динамічного об'єкту, необхідно вхідну послідовність задати на основі поточного значення вхідного сигналу об'єкту і ряду попередніх значень вхідного і вихідного сигналів. Порядки затримок по вхідному  $n_{\text{вх}}$  і вихідному  $n_{\text{вих}}$  сигналах заздалегідь вибираються на підставі апріорних знань про об'єкт ідентифікації (якщо такі є) і досвіду дослідника, а потім уточнюються експериментально в процесі побудови нейромоделі. Шляхом багатократного моделювання встановлено, що для двомасової електромеханічної системи найкращий результат отримано, якщо  $n_{\text{вх}}$  і  $n_{\text{вих}}$  знаходяться в межах 1–2 і 2–5 відповідно.

Сформуємо вхідну послідовність на основі поточного значення вхідного сигналу системи  $U_{\text{зЕ}}(k)$  і вхідного сигналу, затриманого на один крок дискретності  $U_{\text{зЕ}}(k-1)$ . Використовуємо також затриманий на один крок  $\omega_{\text{м}}(k-1)$  і два кроки  $\omega_{\text{м}}(k-2)$  вихідний сигнал. Вихідною послідовністю є відповідні значення швидкості механізму  $\omega_{\text{м}}(k)$ .

Для формування затриманих сигналів використовуємо блоки Unit Delay. У вікні завдання параметрів блоку необхідно задати такт дискретності. При завданні величини такту дискретності необхідно врахувати наступне. Якість тренування нейронної мережі залежить від величини навчальної вибірки  $N_{\text{в}}$  і інтервалу між двома послідовними моментами знімання даних, тобто такту дискретності  $\Delta t$ . При збільшенні  $\Delta t$  знижується якість навчання і зростають різниці між помилками навчання і помилками, отриманими на контрольній і тестовій множинах. При значному зменшенні  $\Delta t$  необхідно відповідно збільшувати  $N_{\text{в}}$ , в результаті чого значно збільшується час тренування мережі, при цьому істотно-го зниження помилки навчання мережі не спостерігається. Для кожного об'єкту ідентифікації величина  $\Delta t$  спочатку вибирається орієнтовно виходячи з наявної інформації про динамічні властивості об'єкта, а потім уточнюється в процесі моделювання. Для даного прикладу встановлено, що навчальна вибірка  $N_{\text{в}}$  повинна містити не менше 8000–1000 значень, такт дискретності  $\Delta t$  становити 0,03–0,05 с.

У схемі моделі, наведеній на рис. 1, використано два блоки To Workspace і To Workspase1 для запису послідовності значень входів і цілей в робочу область системи MATLAB. В даному випадку це сигнали  $U_{\text{зЕ}}(k)$ ,  $U_{\text{зЕ}}(k-1)$ ,  $\omega_{\text{м}}(k-1)$ ,  $\omega_{\text{м}}(k-2)$  і швидкість механізму  $\omega_{\text{м}}(k)$  відповідно. У вікні завдання параметрів блоків слід задати такт дискретності (встановимо таке ж значення, як і для блоку Unit Delay, встановимо  $\Delta t=0,05$  с) і формат даних, що зберігаються. Дані слід зберег-

ти як масив, в якому число рядків визначається величиною навчальної вибірки  $N_b$ , а число стовпців – кількістю сигналів, що подається на вхід блоку. У даному прикладі масив входів містить 4 стовпці, а масив цілей – один стовпець.

Як джерело сигналу в схемі рис. 1 використаний блок Uniform Random Number. У вікні завдання параметрів даного блоку слід задати мінімальний і максимальний рівень сигналу і інтервал ідентифікації.

Мінімальна і максимальна величина вхідного сигналу – напруги завдання  $U_{зЕ}(t)$  вибирається при синтезі системи підлеглого регулювання (в прикладі, що розглядається +10 В і –10 В відповідно).

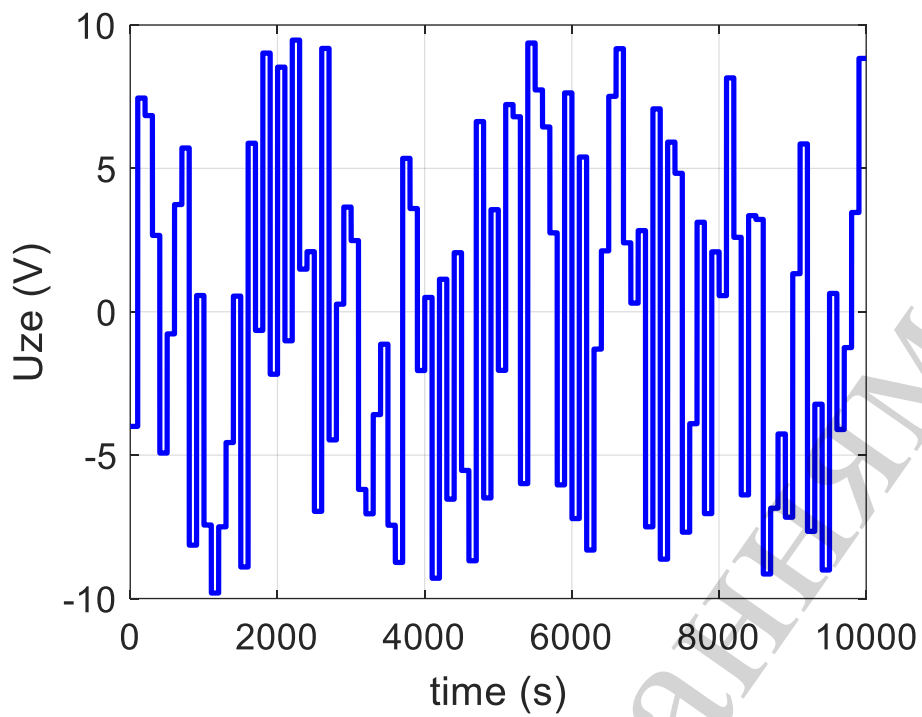
Для отримання представницької вибірки необхідно правильно задати значення інтервалу ідентифікації  $t_i$ , тобто тривалість інтервалу, впродовж якого сигнал завдання залишається незмінним. Величина його залежить від динамічних характеристик системи. Як показали результати досліджень, для досягнення високої точності ідентифікації, тренувальні дані повинні містити тільки фази прискорень. Значення цього параметру, як практично і всіх інших, вибирається орієнтовно, а потім уточнюється в процесі моделювання. У даному прикладі значення  $t_i$  слід вибирати з діапазону 3–5 с. Приймемо  $t_i=5$  с.

Якщо у вікні Simulink моделі системи задати час моделювання 500 с і промодельовати систему, то масиви вхідної і вихідної послідовності міститимуть 10001 рядок. Графіки вхідного  $U_{зЕ}(t)$  і вихідного  $\omega_m(t)$  сигналів системи показані на рис. 2. При зменшенні розміру масивів, тобто величини навчальної вибірки  $N_b$ , результати тренування мережі можуть бути незадовільними. Аналогічно формуються контрольні і тестові послідовності. Для подальшого використання сформовані масиви слід зберегти в двійкових MAT-файлах командою save.

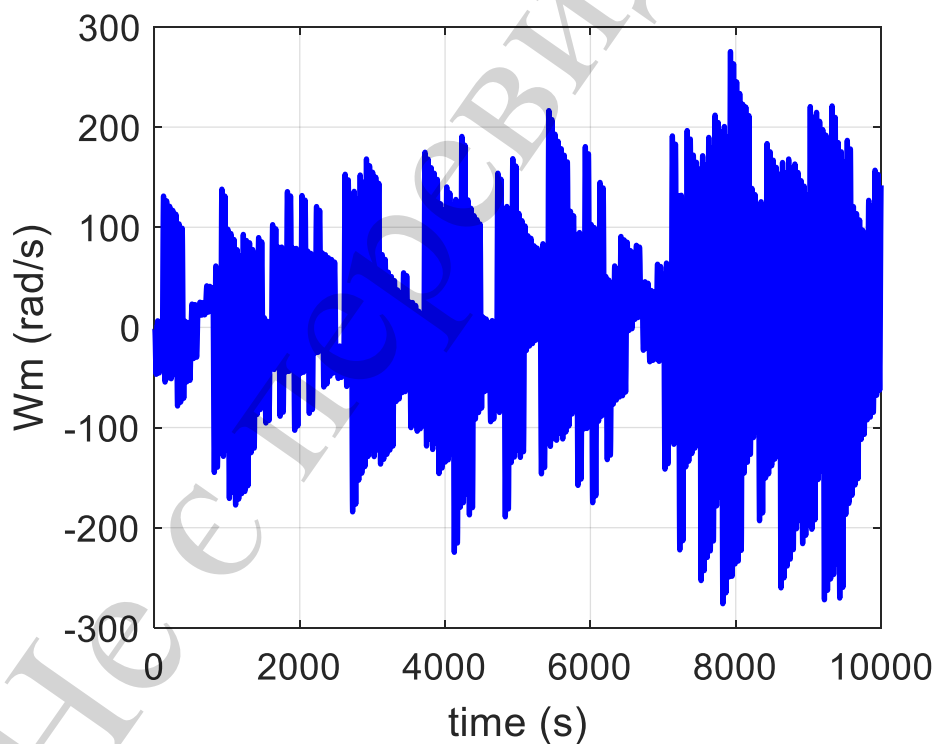
Для того, щоб можна було використовувати отримані масиви при навчанні нейронної мережі, їх необхідно спочатку транспонувати. З цією метою може бути використаний редактор-відладчик m-файлів системи MATLAB. Транспоновані масиви входів містять 4 рядки, а масиви цілей – 1 рядок. Кількість стовпців масивів відповідає розмірам відповідних послідовностей. Послідовності входів і цілей завантажуються в робочу область NNTool.

Після формування тренувальних даних в основному вікні інтерфейсу NNTool Network/Data Manager створюємо двошарову нейронну мережу з прямою передачею сигналу.





*a*



*б*

Рис. 2. Графіки сигналів на вході і виході системи: *a* – графік вхідного сигналу  $U_{ze}(t)$ ; *б* – графік вихідного сигналу  $\omega_m(t)$

Одним з основних факторів, що впливають на результат ідентифікації, є кількість нейронів першого (прихованого) шару. Якщо кількість нейронів є не-

достатньою, то результати тренування виявляються незадовільними. При великій кількості нейронів проявляється проблема перенавчання. Як показали дослідження, для даного завдання ідентифікації оптимальне значення нейронів прихованого шару знаходиться в межах 8–12, при цьому помилка навчання, а також помилки на контрольній і тестовій множині не перевищують  $2 \times 10^{-2}$ . У другому (вихідному) шарі кількість нейронів 1.

Функції активації нейронів слід встановити наступні: гіперболічного тангенса – в першому шарі, лінійну – в другому шарі. Найбільш ефективною навчальною функцією є TRAINLM, що відповідає алгоритму Левенберга-Марквардта.

Далі виконується ініціалізація і навчання мережі. За допомогою діалогових панелей інтерфейсу NNTool встановлюються: діапазони значень початкових даних і ініціалізація вагів мережі, імена послідовностей входу і виходу, параметри процедури навчання і виконується навчання мережі. Динаміка зміни помилки навчання, а також перевірки на контрольній і тестовій множинах відбиваються у вікні, зображеному на рис. 3.

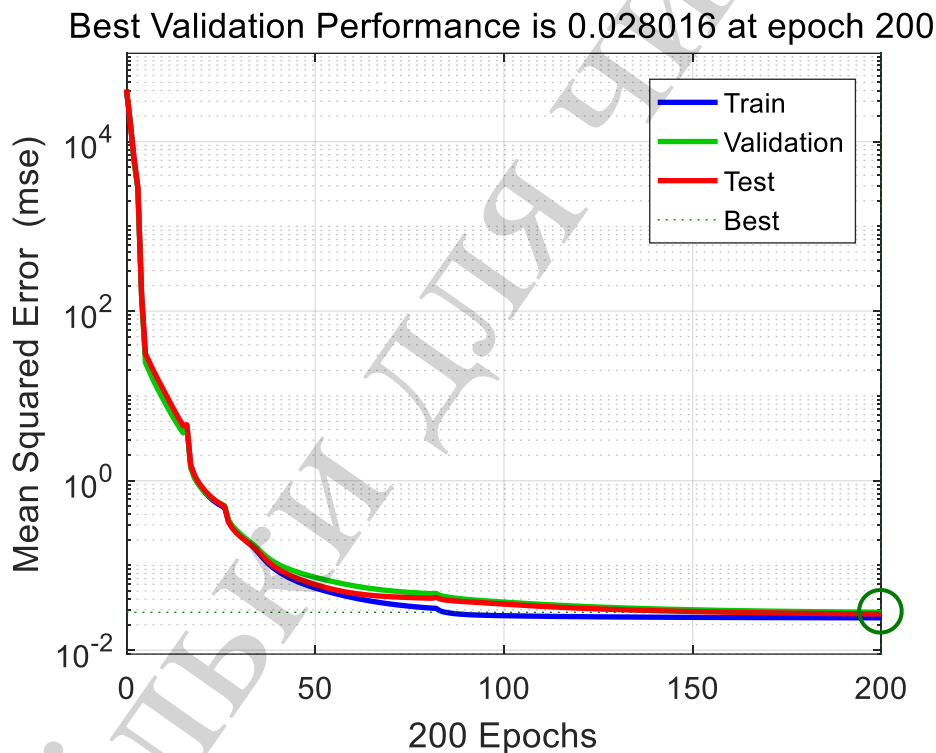


Рис. 3. Вікно контролю процесу навчання

Результат тренування мережі залежить від початкового значення вагів нейронної мережі  $w_{ij}$  і кількості циклів навчання  $N_{\text{ц}}$  (епох). Для досягнення глобального мінімуму процес навчання необхідно повторювати багато разів при різних початкових значеннях  $w_{ij}$  і величині  $N_{\text{ц}}$ . У даному завданні для кожного варіанту мережі (тобто кількості нейронів в першому шарі) і числі затриманих сигналів вибиралося декілька десятків початкових точок розрахунку. Кількість циклів навчання, після закінчення яких помилка навчання переставала

зменшуватися, складало 200–300, при цьому помилка навчання приблизно дорівнювала  $2 \times 10^{-2}$ . При незадовільних результатах слід згенерувати нові тренувальні послідовності при інших значеннях  $N_b$ ,  $\Delta t$ ,  $t_i$  і повторити процес тренування мережі.

Для наочності на рис. 4 показані графіки вхідного і вихідного сигналів двомасової системи, вихідного сигналу нейромережевої моделі і графік миттєвого значення помилки навчання мережі для перших 2001 значень вказаних сигналів, що відповідає часу 100 с. Як видно з рис. 4, миттєве значення похибки навчання не перевищує  $1,5 \text{ с}^{-1}$ .

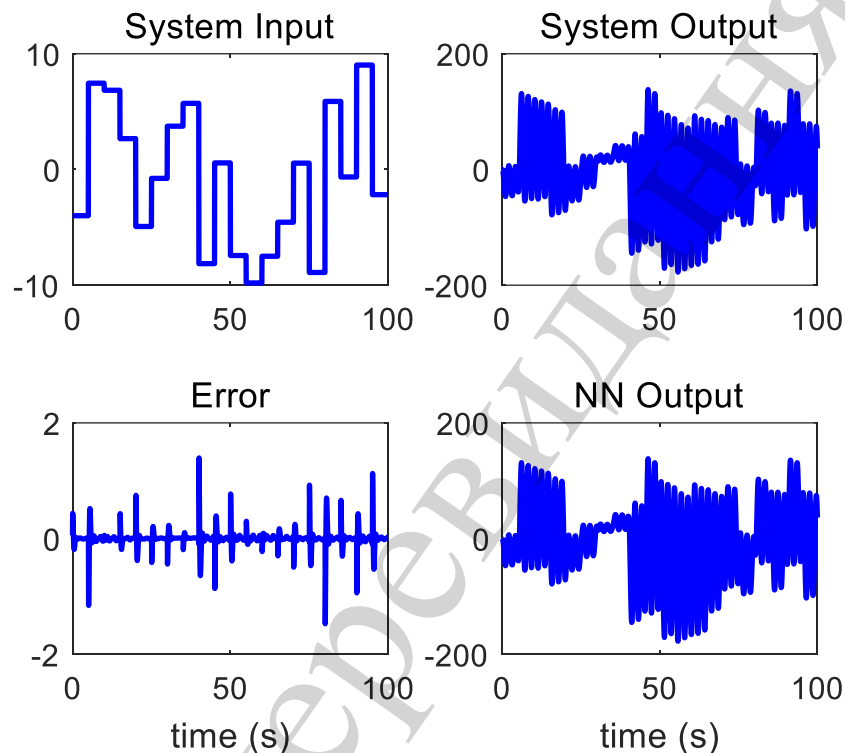


Рис. 4. Результати тренування мережі

Для перегляду структури нейронної мережі можна побудувати модель мережі в Simulink. Для цього слід використати оператор `gensim` із зазначенням назви синтезованої мережі. У вікні Simulink, що при цьому з'являється, шляхом активізації всіх елементів нейронної мережі і з'єднання їх між собою будується схема нейронної мережі (рис. 5).

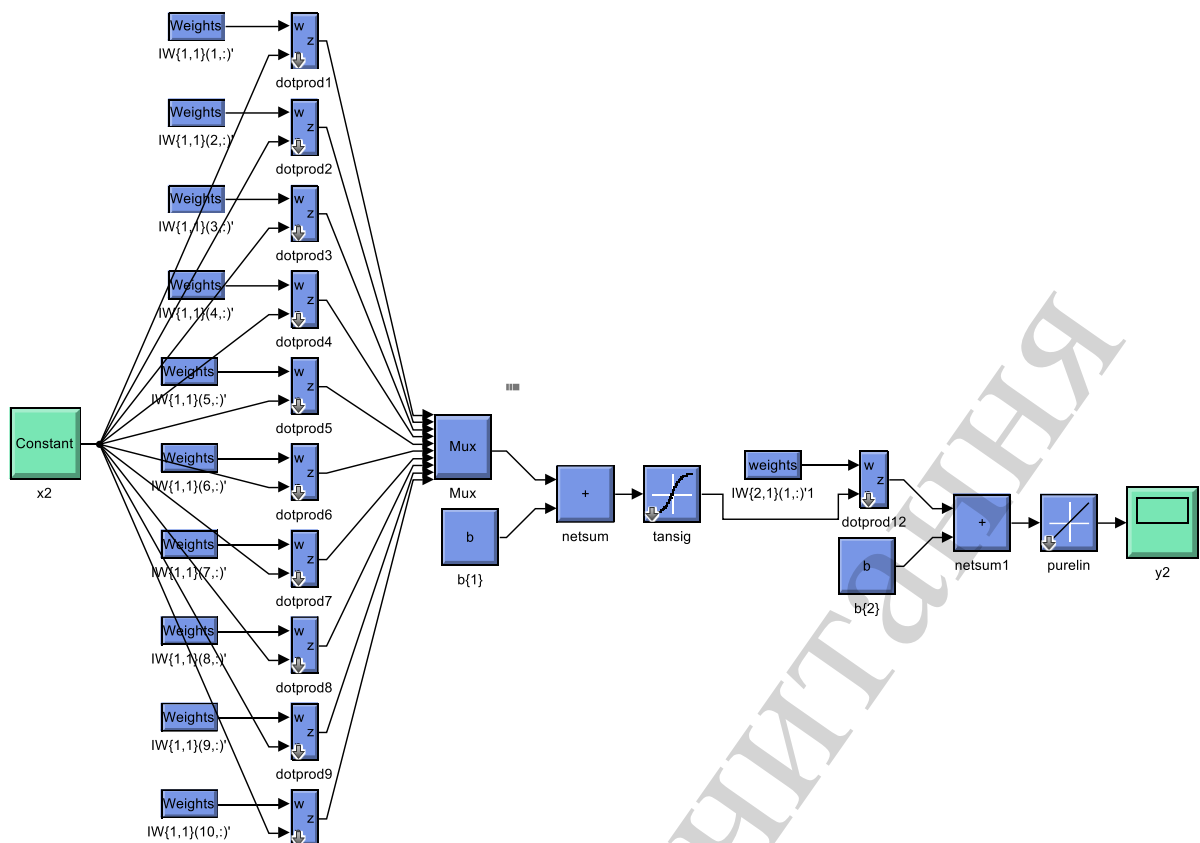


Рис. 5. Модель нейронної мережі з прямою передачею сигналу

Перевірку адекватності побудованої нейромережевої моделі виконано з використанням схеми, показаної на рис. 6. Схема складається з моделі двомасової електромеханічної системи і блоку Neural Network, в якому задається ім'я синтезованої нейромережевої моделі системи. Для завдання затриманих сигналів використані блоки Unit Delay.

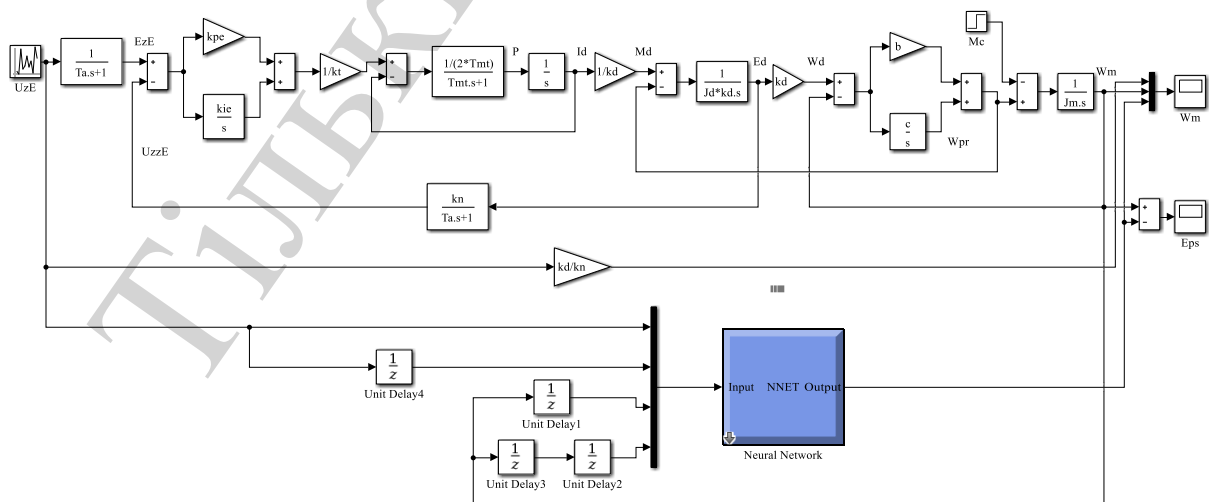


Рис. 6. Схема Simulink для перевірки адекватності синтезованої нейромережевої моделі двомасової системи

Результати моделювання представлені на рис. 7 і рис. 8.

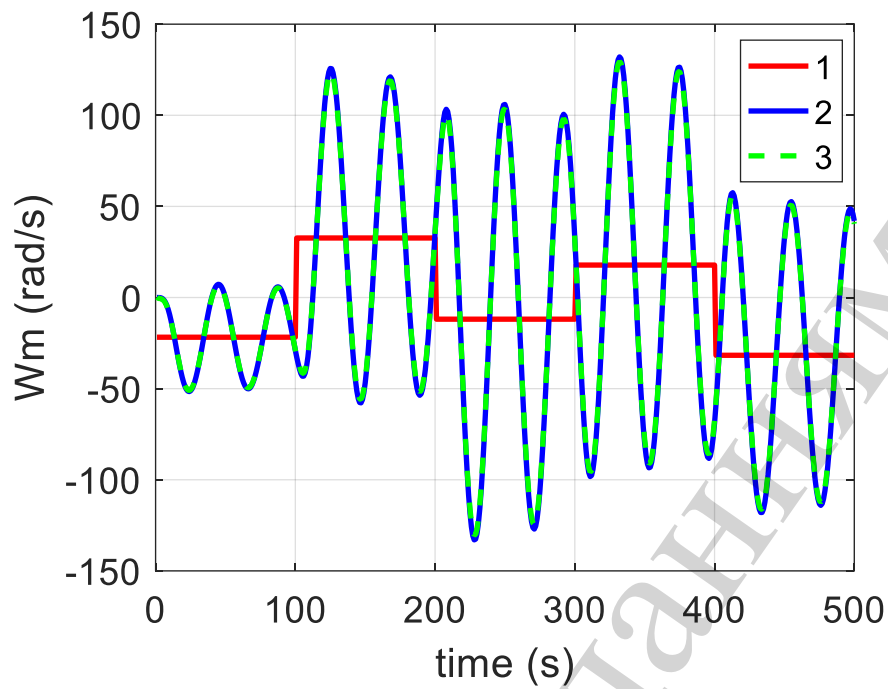


Рис. 7. Результати тестування нейромережевої моделі: 1 – задане значення швидкості; 2 – швидкість на виході моделі двомасової системи; 3 – вихідна координата нейромережевої моделі

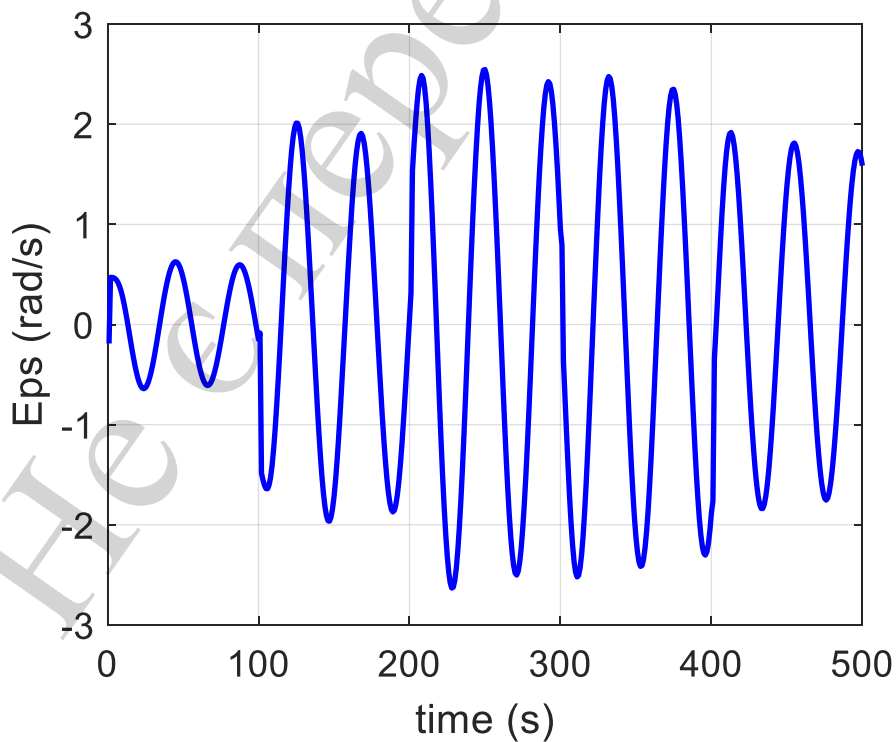


Рис. 8. Графік помилки ідентифікації нейромережевої моделі

На рис. 7 приведені графіки вихідної координати системи – швидкості механізму  $\omega_m(t)$ . Графік 1, зображений червоною лінією, відповідає заданому значенню швидкості, графік 2, зображений синьою лінією – швидкості на виході моделі двомасової системи, графік 3, зображений зеленою лінією, – вихідній координаті побудованої нейромережевої моделі. Як бачимо, графіки 2 і 3 практично співпадають.

На рис. 8 зображений графік різниці вказаних швидкостей  $\varepsilon(t)$ , тобто графік помилки ідентифікації. З аналізу графіків виходить, що при зміні швидкості механізму в межах від  $+140 \text{ с}^{-1}$  до  $-140 \text{ с}^{-1}$  значення  $\varepsilon(t)$  знаходиться в межах від  $+2,6 \text{ с}^{-1}$  до  $-2,6 \text{ с}^{-1}$ , тобто помилка ідентифікації не перевищує 2 %.

## **5. Синтез і дослідження нечіткої моделі двомасової електромеханічної системи, представленої у вигляді системи нечіткого висновку**

Розглянемо можливість вирішення задачі ідентифікації за допомогою нечіткої апроксимуючої системи. Для синтезу нечіткої системи використовуємо пакет Fuzzy Logic Toolbox, що входить до складу MATLAB. Пакет Fuzzy Logic Toolbox надає можливість створення нечітких систем в графічному режимі з застосуванням редактора систем нечіткого висновку (FIS редактора).

Побудуємо нечітку систему, що відображає залежність між вхідною і вихідною змінною двомасової електромеханічної системи. При побудові нечіткої системи, як і у випадку синтезу нейромережевої моделі, вхідну послідовність формуємо на основі поточного значення вхідного сигналу системи і вхідного сигналу, затриманого на один крок дискретності. Використовуємо також затриманий на один крок і два кроки вихідний сигнал. Ці дані для ряду характерних точок візьмемо з вище приведеного прикладу синтезу нейромережевої моделі двомасової системи. Точки повинні охоплювати весь діапазон зміни вхідного і вихідного сигналів системи.

В редакторі FIS слід вибрати систему нечіткого висновку типу Sugeno. В системі повинні бути чотири входи, тому в систему з одним вхідним сигналом, що встановлено за умовчанням, необхідно додати ще три входи і встановити їх імена. Встановимо: «UzE(k)» для вхідного сигналу системи  $U_{zE}(k)$ ; «UzE(k-1)» для сигналу  $U_{zE}(k-1)$ ; «Wm(k-1)», «Wm(k-2)» для сигналів  $\omega_m(k)$ ,  $\omega_m(k-2)$ ; «Wm(k)» для вихідного сигналу системи  $\omega_m(k)$ . Структура нечіткої системи, сформованої у вікні FIS Editor, приведена на рис. 9.

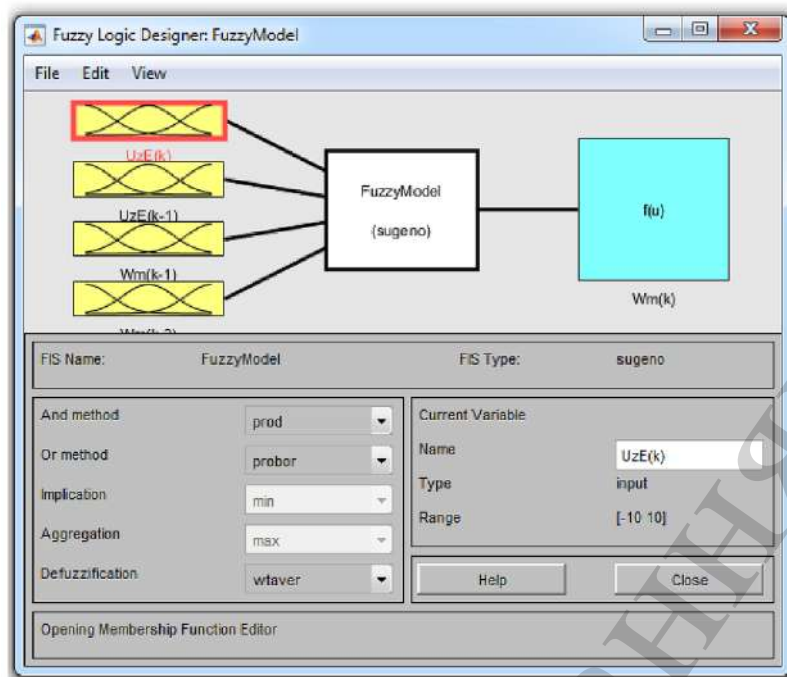


Рис. 9. Структура нечіткої системи

Використовуючи вікно Membership Functions Editor, задамо функції приналежності змінних. Завдання і редагування функцій приналежності почнемо із змінної «UzE(k)» (рис. 10). Вибираємо гаусові функції приналежності, а їх кількість задамо 12 – за кількість характерних точок вхідної послідовності. Відмітимо, що від коректного вибору цих точок в значній мірі залежить результат синтезу нечіткої моделі. Кількість функцій, їх тип і параметри заздалегідь визначити не можливо, тому спочатку вони приймаються орієнтовно, а потім уточнюються в процесі моделювання. Для двомасової електромеханічної системи їх кількість повинна бути в межах 10–15. Встановимо діапазон змінної «UzE(k)» від  $-10$  до  $+10$  (як було зазначено вище, діапазон зміни вхідного сигналу визначається при розрахунку системи підлеглого регулювання). Функції приналежності необхідно розмістити уздовж осі абсцис таким чином, щоб ординати максимумів цих функцій співпадали з зазначеними вище характерними точками змінної «UzE(k)». Розмах функцій, як зазначено вище, встановлюється орієнтовно а потім уточнюється в процесі багатократного моделювання.

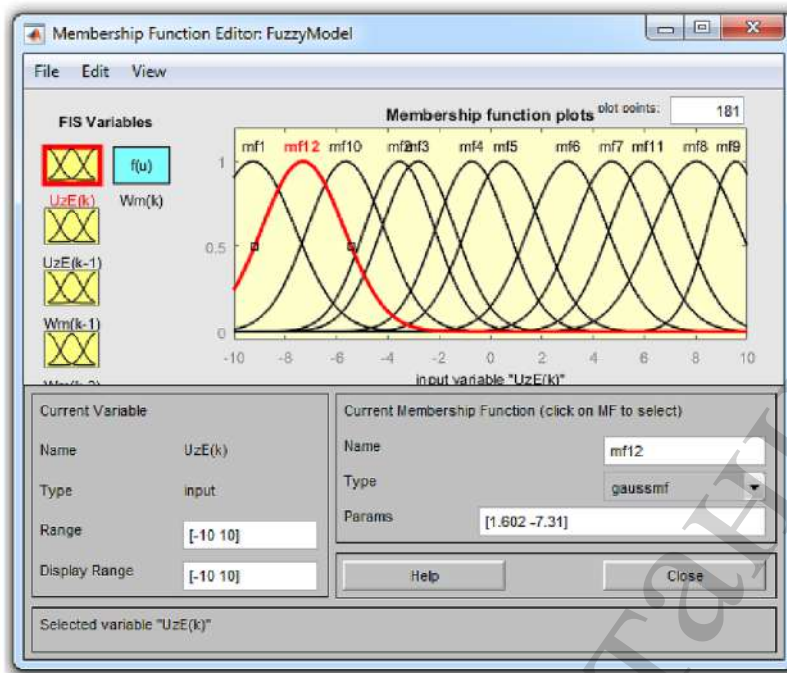


Рис. 10. Завдання функцій приналежності змінної «UzE(k)» ( $U_{3E}(k)$ )

Аналогічно задамо і відредагуємо функції приналежності змінних «UzE(k-1)», «Wm(k-2)», «Wm(k-1)». Діапазон змінних «Wm(k-2)», «Wm(k-1)» встановимо від -150 до +150.

Для вихідної змінної «Wm(k)» ( $\omega_M(k)$ ), потрібно вибрати постійні функції приналежності, а їх імена доцільно задавати як відповідні числові значення «Wm(k)», наприклад 29, 43, -19,5 і т. д. (рис. 11).

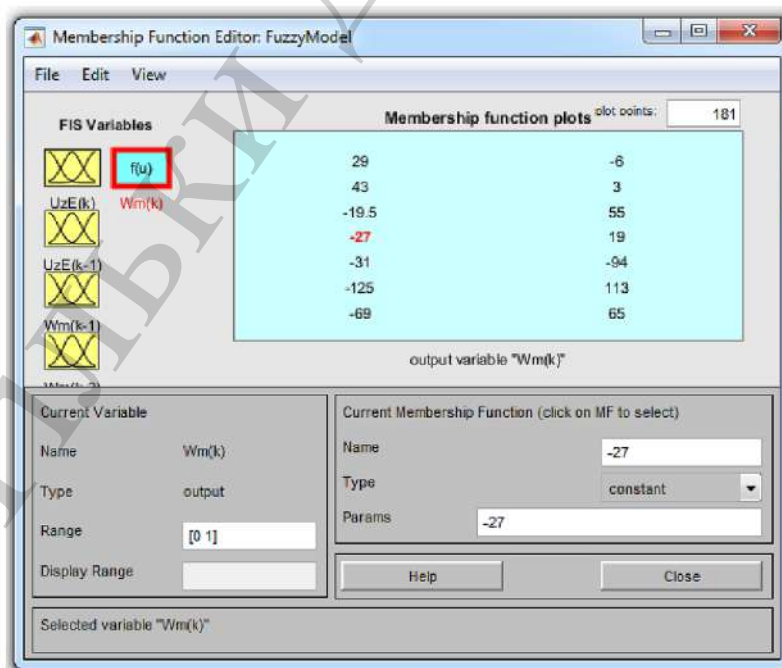


Рис. 11. Завдання функцій приналежності змінної «Wm(k)» ( $\omega_M(k)$ )





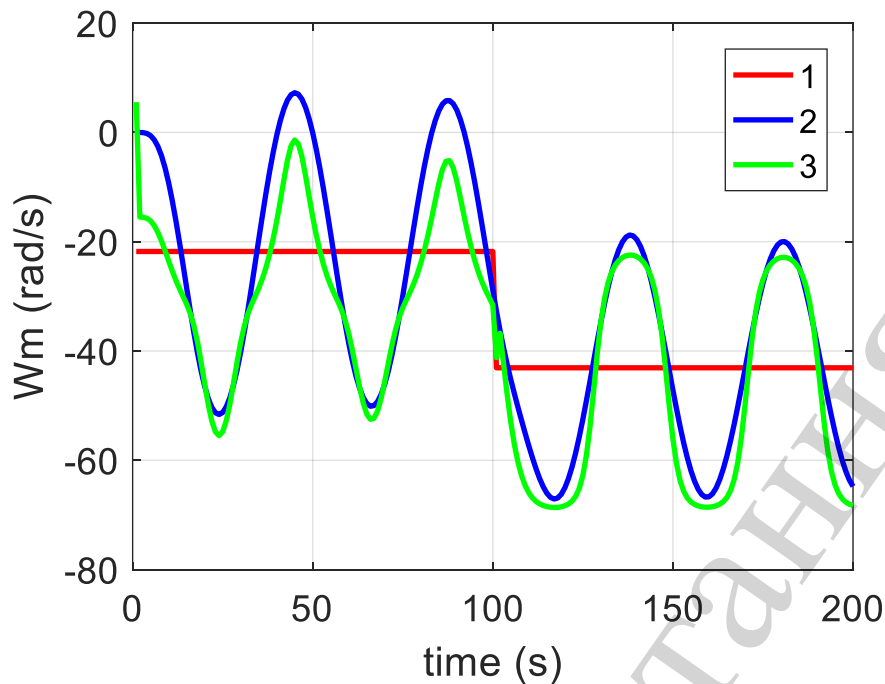


Рис. 13. Результати тестування нечіткої моделі: 1 – задане значення швидкості; 2 – швидкість на виході моделі двомасової системи; 3 – вихідна координата нечіткої моделі

Аналіз графіків (рис. 13) показує, що точність ідентифікації не велика, помилка ідентифікації досягає 40 %. Це пояснюється тим, що число експериментальних точок невелике і параметри функцій приналежності вхідних змінних вибрані, скоріш за все, не оптимальним чином. Досягти високої точності ідентифікації за допомогою нечіткої системи досить складно. Більш перспективним напрямком для вирішення задачі ідентифікації динамічних об'єктів і систем є використання нечітких моделей гібридних мереж. Це питання розглядається далі.

## 6. Синтез і дослідження моделі двомасової електромеханічної системи з використанням гібридних мереж

Розглянемо можливість застосування гібридних мереж для ідентифікації електромеханічних систем із складними кінематичними зв'язками. У пакеті Fuzzy Logic Toolbox системи MATLAB гібридні мережі реалізовані у формі адаптивних систем нейро-нечіткого висновку ANFIS [42].

Спершу підготуємо навчальні, тестові і перевіірочні дані. Ці дані можуть бути сформовані різними способами. Наведемо один з них, що дещо відрізняється від способу, наведеному вище при розробці нейромережевої моделі.

Створимо у вікні Simulink схему моделі системи (рис. 14). У схемі моделі використаний блок To Workspace для запису вхідного і вихідного сигналів системи (в даному випадку напруги завдання  $U_{зЕ}(t)$  і швидкості механізму  $\omega_m(t)$ ) у робочу область системи MATLAB. У вікні завдання параметрів блоку слід задати ім'я масиву (наприклад  $U_z\_Wm$ ), в який записуватимуться дані і такт дискретності. Величина такту дискретності встановлюється з тих же міркувань, що і при розробці нейромережевої моделі, встановимо  $\Delta t = 0,05$  с. Як джерело сигналу в схемі рис. 14 використаний блок Uniform Random Number. У вікні за-

вдання параметрів даного блоку слід задати такі ж параметри, що і при розробці нейромережевої моделі системи.

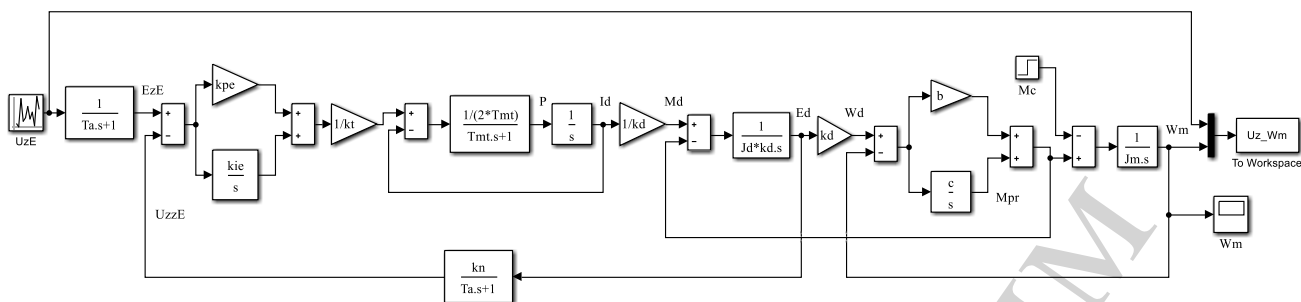


Рис. 14. Схема моделі двомасової системи, що використовується для формування тренувальних даних мережі

Задамо у вікні Simulink моделі системи час моделювання 100с і промодулюємо систему. Масив Uz\_Wm, що містить значення вхідного і вихідного сигналів системи, має два стовпці і 2001 рядків.

Збережемо масив Uz\_Wm у файлі з назвою Dat\_Uz\_Wm і розмістимо файл в папку Fuzzy\_Neural\_Work на диску E. Команда save дозволяє зберегти вміст робочої області в двійковому MAT-файлі, який можна потім викликати командою load. Проте для вирішення даного завдання ідентифікації це не прийнятно, оскільки файл початкових даних повинен бути звичайним текстовим файлом з розширенням .dat, тому збереження масиву треба виконувати в ASCII-форматі.

Використовуємо надалі перші 1000 рядків масиву Uz\_Wm для формування навчальних даних Input\_Output\_Training, наступні 500 рядків для формування тестових даних Input\_Output\_Testing і потім 500 рядків для формування перевірочних даних Input\_Output\_Checking.

Як і в прикладах, розглянутих вище, вхідну послідовність формуємо на основі поточного значення вхідного сигналу системи  $U_{зЕ}(k)$  і вхідного сигналу, затриманого на один крок дискретності  $U_{зЕ}(k-1)$ , а також два затриманих на один і два кроки вихідних сигналів, тобто  $\omega_m(k-1)$  і  $\omega_m(k-2)$  відповідно.

Для формування масивів вказаних даних може бути використаний будь-який текстовий редактор, наприклад редактор-відладчик m-файлів системи MATLAB. На рис. 15 приведений текст m-файлу Form\_Inp\_Outp.m формування масивів навчальних, тестових і перевірочних даних. Вказані масиви збережені у файлах з назвами Input\_Output\_Training.dat, Input\_Output\_Testing.dat і Input\_Output\_Checking.dat відповідно.

Дані масиви містять 5 стовпців. Перші 4 стовпці відповідають значенням вхідних сигналів моделі ( $U_{зЕ}(k)$ ,  $U_{зЕ}(k-1)$ ,  $\omega_m(k-1)$ ,  $\omega_m(k-2)$ ), а 5 стовпець – значенням вихідного сигналу  $\omega_m(k)$ .

```

clear;clc;echo on;

Dim_Uz_Wm=dlmread('E:\Fuzzy_Neural_Work\Uz_Wm.dat');

for i=1:3
    if i==1
        n=1; k=1000; j=1000;
        File_Name='E:\Fuzzy_Neural_Work\Input_Output_Training.dat';
    elseif i==2
        n=1001; k=1500; j=500;
        File_Name='E:\Fuzzy_Neural_Work\Input_Output_Testing.dat';
    else
        n=1501; k=2000; j=500;
        File_Name='E:\Fuzzy_Neural_Work\Input_Output_Checking.dat';
    end
    Uz_k(1:j,1)=Dim_Uz_Wm(n:k,1);
    Uz_k_1(1,1)=0;
    Uz_k_1(2:j,1)=Dim_Uz_Wm(n:k-1,1);

    Wm_k(1:j,1)=Dim_Uz_Wm(n:k,2);
    Wm_k_1(1,1)=0;
    Wm_k_1(2:j,1)=Dim_Uz_Wm(n:k-1,2);
    Wm_k_2(1:2,1)=0;
    Wm_k_2(3:j,1)=Dim_Uz_Wm(n:k-2,2);

    Dim_Input_Output=[Uz_k Uz_k_1 Wm_k_1 Wm_k_2 Wm_k];

    dlmwrite(File_Name, Dim_Input_Output, ' ');
end

```

Рис. 15. Текст m-файлу формування масивів навчальних, тестових і перевірочних даних

Далі сформовані масиви завантажуються в редактор ANFIS. При завантаженні навчальних даних у вікні редактора відображається графік вихідного  $\omega_M(t)$  сигналу системи для вказаних даних (рис. 16). При завантаженні тестових або перевірочних даних цей графік доповнюється відповідними точками.



Рис. 16. Графік вихідного сигналу системи

Для створення гібридної мережі необхідно у відповідному вікні, що з'являється при натисненні на кнопку Generate FIS, задати число і тип функцій приналежності для вхідних і вихідної змінних. Ці параметри заздалегідь визначити не можливо, тому спочатку вони приймаються орієнтовно, а потім уточнюються в процесі моделювання. Для даного прикладу розробки нейро-нечіткої моделі двомасової електромеханічної системи задовільна точність ідентифікації отримана при завданні 4–6 трикутних функцій приналежності для вхідних змінних (на рис. 17 для наочності показана структура системи нечіткого висновку з 2 функціями). Як функція приналежності вихідної змінної задана лінійна функція.

Навчання нейронної мережі виконано по методу зворотного розповсюдження. Хід процесу навчання відображається у вікні, показаному на рис. 18. Кількість циклів навчання, після яких помилка навчання практично залишається незмінною, складає 250–350 циклів.

Якщо зміною кількості і типу функцій приналежності задовільна точність ідентифікації не досягається, необхідно сформувати нові тренувальні дані і повторити процес навчання.

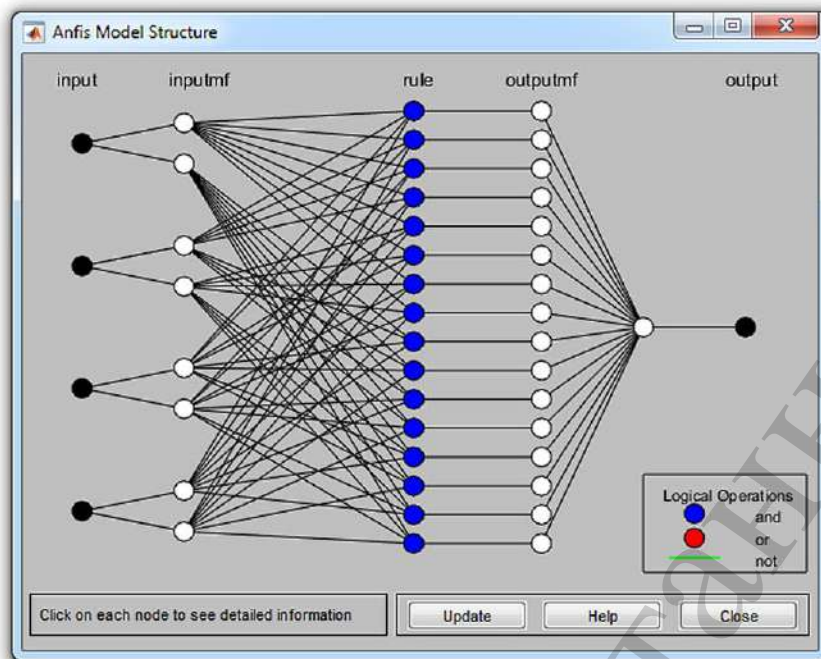


Рис. 17. Структура створеної гібридної мережі

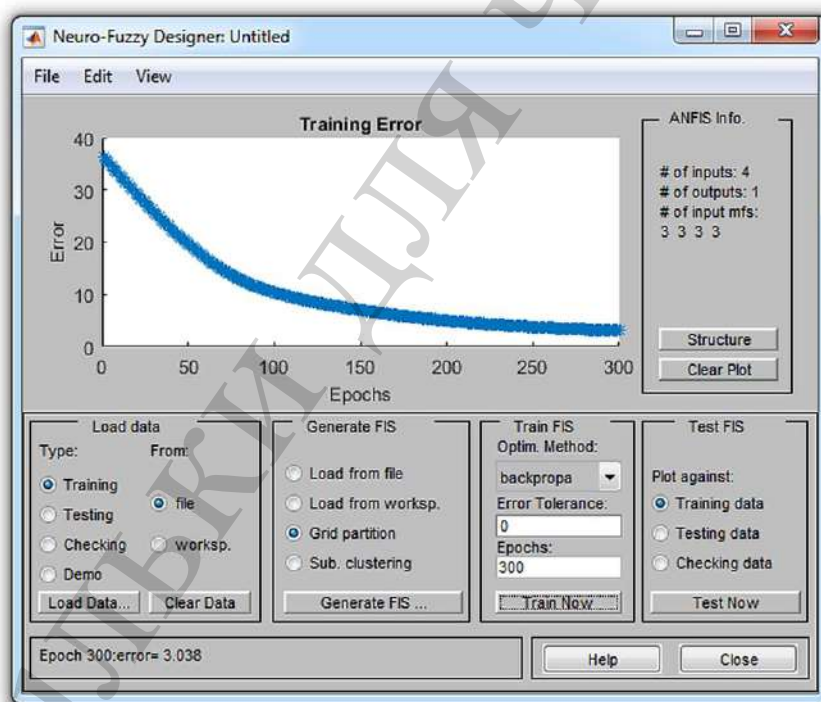


Рис. 18. Графіки зміни помилок навчання і перевірки

Оскільки моделлю гібридної мережі в системі MATLAB є системи нечіткого виведення типу Сугено, то, за необхідності, можна виконати її корекцію і дослідження з використанням FIS редактора.

За допомогою кнопки Test FIS можна виконати перевірку створеної мережі з виведенням графіків для навчальної, тестової і перевіркової вибірки. При

проведенні досліджень було побудовано вказані графіки і встановлено, що значення сигналів на виході двомасової електромеханічної системи і на виході нечіткої моделі гібридної мережі практично повністю співпадають. Однак в редакторі ANFIS тестування виконується з використанням значень вхідних сигналів, що використовувались при тренуванні мережі. Для більш точної перевірки результатів ідентифікації двомасової електромеханічної системи за допомогою гібридної мережі може бути використана схема, наведена на рис. 12, при цьому у вікні завдання параметрів блоку Fuzzy Logic Controller слід задати ім'я згенерованої системи нейро-нечіткого висновку. Результати моделювання представлені на рис. 19, 20.

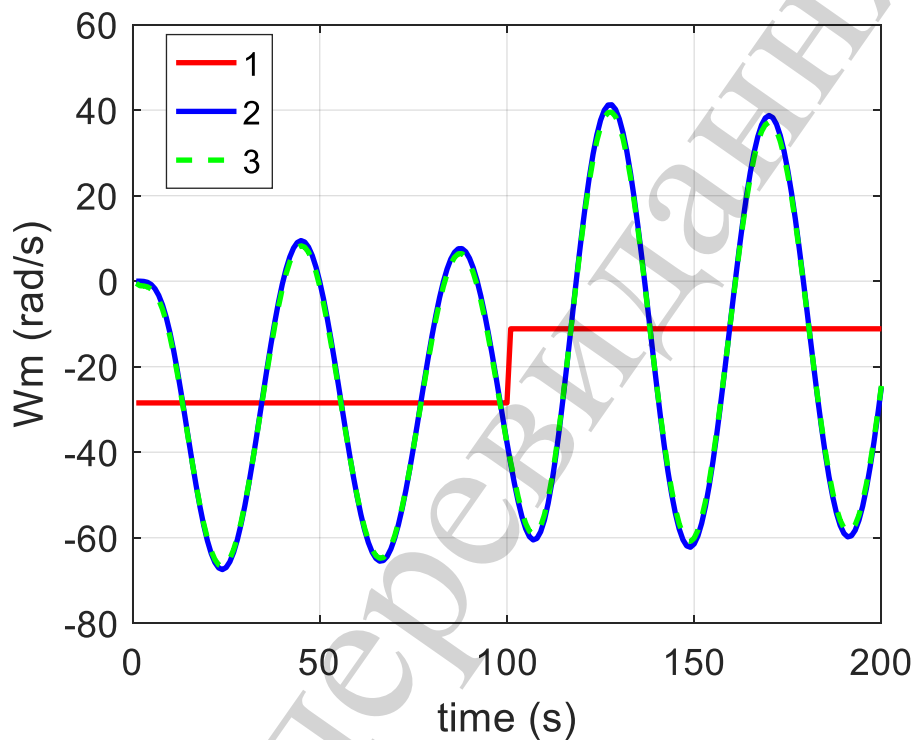


Рис. 19. Результати перевірки нейро-нечіткої моделі: 1 – задане значення швидкості; 2 – швидкість на виході моделі двомасової системи; 3 – вихідна координата нейро-нечіткої моделі



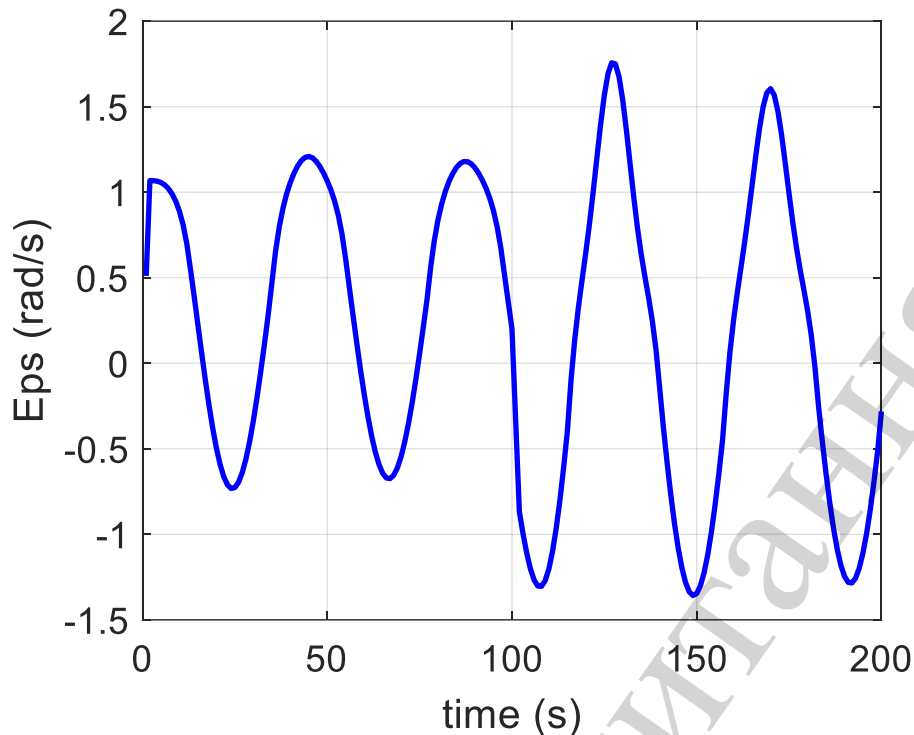


Рис. 20. Графік помилки ідентифікації нейро-нечіткої моделі

На рис. 19 наведено графіки вихідної координати двомасової електромеханічної системи  $\omega_m(t)$ . Графік 1 відповідає заданому значенню швидкості, графік 2 – швидкості на виході моделі двомасової системи і графік 3 – вихідній координаті синтезованої нейро-нечіткої моделі. Як бачимо, графіки 2 і 3 практично співпадають.

На рис. 20 зображений графік різниці вказаних швидкостей  $\epsilon(t)$ , тобто графік помилки ідентифікації. З аналізу графіків виходить, що при зміні швидкості механізму в межах від  $+40 \text{ c}^{-1}$  до  $-60 \text{ c}^{-1}$  значення  $\epsilon(t)$  знаходиться в межах від  $+1,5 \text{ c}^{-1}$  до  $-1,5 \text{ c}^{-1}$ , тобто помилка ідентифікації не перевищує 4 %.

## 7. Обговорення результатів дослідження синтезу нейромережових і нечітких моделей багатомасових електромеханічних систем

Ефективність створюваних систем управління реальними об'єктами значною мірою залежить від якості використовуваних при цьому математичних моделей, які повинні найбільш повно відображати властивості досліджуваного об'єкта і бути зручними для реалізації алгоритмів керування. Відсутність повної інформації про умови функціонування, властивості об'єктів обумовлюють необхідність застосування при управлінні ними адаптивного підходу, що допускає можливість використання спрощених, зокрема, лінійних моделей. Проте, при рішенні практичних задач такий підхід може не забезпечити необхідні показники якості управління, оскільки модель, яка побудована на припущенні про лінійність системи, може не відображати її дійсних властивостей.

Як альтернативу класичним методам ідентифікації в цьому дослідженні розглянуто можливість застосування штучних нейронних мереж для ідентифі-



кації багатомасових електромеханічних систем. Побудова математичних моделей багатомасових електромеханічних систем представляє значні складнощі у зв'язку з відсутністю точних кількісних характеристик всіх елементів і зв'язків. При нейромережевій ідентифікації знання точної структури і параметрів систем не є необхідною умовою. Модель системи у вигляді двошарової нейронної мережі прямого розповсюдження з затриманими вхідними і вихідними сигналами побудована на основі відомих вхідних сигналів і вимірних сигналів на виході системи. В результаті досліджень встановлено (рис. 7), що нейронні мережі можуть бути успішно застосовані для побудови моделей багатомасових електромеханічних систем. Це пояснюється тим, що нейромережеві моделі засновані на апроксимації нелінійного оператора перетворення вхідних сигналів у вихідний деякою системою базисних функцій. При цьому об'єкт ідентифікації представляється у вигляді нейронної мережі, що містить крім вхідного і вихідного один або кілька схованих шарів. Кожний із шарів складається з визначеної кількості нейронів, що реалізують задану базисну функцію. Задача ідентифікації зводиться до вибору структури мережі і її навчання на основі пред'явлення навчальних пар, якими служать вимірювані значення вхідних і відповідних вихідних змінних. В результаті проведених досліджень, з використанням системи MATLAB, визначені параметри, що найбільш суттєво впливають на якість ідентифікації та надані рекомендації щодо оптимального значення цих параметрів для досягнення найбільшої точності ідентифікації. Для нейромережевої моделі визначено тип нейронної мережі, кількість нейронів прихованого шару, число тактів затримок для вхідного і вихідного сигналів на вході нейромоделі, параметри тренувальних даних. Точність ідентифікації складає 2 %.

В роботі виконано синтез моделі двомасової електромеханічної системи з застосуванням методів нової сучасної технології – нечіткого моделювання. Як зазначалось, традиційні методи побудови моделей не приводять до задовільних результатів, коли початковий опис проблеми, що підлягає вирішенню, свідомо є неточним або неповним. Нечіткі методи спеціально орієнтовані на побудову моделей, що враховують неповноту і неточність початкових даних. При побудові нечіткої моделі двомасової електромеханічної системи визначено структуру системи нечіткого висновку, кількість і параметри функцій приналежності вхідних сигналів і сигналу на виході системи, кількість і зміст правил нечіткого висновку. Однак результати моделювання нечіткої моделі (рис. 13) показують, що точність ідентифікації не велика. Досягти високої точності ідентифікації за допомогою нечіткої системи досить складно, оскільки неможливо заздалегідь визначити необхідну кількість і структуру правил нечіткого висновку, а також оптимальні параметри функцій приналежності вхідних змінних.

Результати досліджень показують (рис. 19), що перспективним напрямком для вирішення задачі ідентифікації електромеханічних систем із складними кінематичними зв'язками є використання нечітких моделей гібридних мереж, реалізованих у формі адаптивних систем нейро-нечіткого висновку. Це обумовлено тим, що гібридні мережі є структурами, які об'єднують якнайкращі властивості методів нейронних мереж і нечіткої логіки і в той же час вільні від їх проблем. Гібридні мережі є системи вироблення рішень, що реалізують ідею

нечіткого мислення в комплексі із запозиченою від нейронних мереж здібністю до навчання. В роботі при синтезі моделі двомасивної електромеханічної системи у вигляді гібридної мережі визначено кількість і параметри функцій приналежності для входних змінних, кількість циклів навчання гібридної мережі, що забезпечує точність ідентифікації 4 %.

До недоліків побудови моделей багатомасових електромеханічних систем з застосуванням технологій нейронних мереж і нечіткого моделювання слід віднести наступне. Спосіб проектування нейромережових, нечітких і нейро-нечітких моделей ґрунтується скоріше на інтуїції, ніж на існуючих закономірностях. Для нейромережових моделей до теперішнього часу невідомий алгоритм розрахунку кількості шарів мережі і кількості нейронів в кожному шарі для конкретних застосувань. Порядки затримок по входному і вихідному сигналах заздалегідь вибираються на підставі апріорних знань про об'єкт ідентифікації (якщо такі є) і досвіду дослідника, а потім уточнюються експериментально в процесі побудови нейромоделі шляхом багатократного моделювання. Це ж стосується і вибору кількості і структуру правил нечіткого висновку, визначення параметрів функцій приналежності входних змінних і інших параметрів при синтезі нечітких і нейро-нечітких моделей. Синтез нейромережових, нечітких і нейро-нечітких моделей вимагає глибоких знань та високої кваліфікації дослідника. Крім того, вибір параметрів вимагає значних затрат часу.

Проте використання технологій нейронних мереж і нечіткої логіки відкриває широкі можливості для управління складними багатомасовими системами. Для реалізації алгоритмів управління знання точної структури і параметрів систем не є необхідною умовою, оскільки модель системи у вигляді нейронної мережі або системи нейро-нечіткого висновку будується на основі відомих входних сигналів і вимірних сигналів на виході системи.

Доцільно продовжити дослідження по ідентифікації багатомасових електромеханічних систем з урахуванням нелінійних залежностей зовнішнього тертя, зазорів в кінематичних ланках, зовнішніх збурюючих впливів, завад вимірювання регульованих координат.

Результати досліджень можуть бути використані при синтезі регуляторів систем із складними кінематичними зв'язками для забезпечення високих показників якості функціонування систем.

## **8. Висновки**

1. Виконано синтез нейромережевої моделі електромеханічної системи із складними кінематичними зв'язками засобами інтерфейс NNTool системи MATLAB. Створена двошарова нейронна мережа і визначено оптимальну кількість нейронів прихованого шару (8–12 нейронів), що є основним фактором для забезпечення високої точності ідентифікації. Встановлено, що число тактів затримок для входного і вихідного сигналів на вході нейромоделі повинно знаходитись в межах 1–2 і 2–5 відповідно. Варіюванням параметрів тренувальних даних в широких межах визначено значення, що забезпечують мінімальну помилку навчання нейронної мережі. Кількість тренувальних даних повинна становити не менше 8000–10000, інтервал між послідовними зніманнями даних

0,03–0,05 с, тренувальні дані повинні містити тільки фази прискорень. Шляхом комп'ютерного моделювання встановлено, що помилка ідентифікації не перевищує 2 %.

2. Розглянуто можливість вирішення задачі ідентифікації систем за допомогою нечіткої апроксимуючої системи з використанням пакету Fuzzy Logic Toolbox. Визначено структуру нечіткої системи типу Sugeno з 4 вхідними сигналами. Шляхом багатократного моделювання встановлено, що оптимальна кількість функцій приналежності вхідних сигналів і сигналу на виході системи знаходиться в межах 10–15. Сформовано базу правил нечіткого висновку. Кількість правил повинна становити 20–25. В результаті досліджень встановлено, що миттєва помилка ідентифікації досягає 40 %, тобто отримати високу точність ідентифікації за допомогою нечіткої системи досить складно.

3. Виконано синтез гібридної мережі як моделі двомасової електромеханічної системи з застосуванням редактора ANFIS пакету Fuzzy Logic Toolbox. Наведено порядок формування навчальної послідовності гібридної мережі. Визначено, що задовільна точність ідентифікації досягається при 4–6 трикутних функціях приналежності для вхідних змінних. Кількість циклів навчання, після яких помилка навчання практично залишається незмінною, складає 250–350. Помилка ідентифікації двомасової електромеханічної системи з використанням гібридної мережі не перевищує 4 %.

## Література

1. Акимов Л. В., Колотило В. И., Марков В. С. Динамика двухмассовых систем с нетрадиционными регуляторами скорости и наблюдателями состояния. Харьков: ХГПУ, 2000. 93 с.
2. Котляров В. О., Осичев А. В. О результатах решения задач стабилизации систем с отрицательным вязким трением посредством применения наблюдающих устройств // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут». 2010. Вип. 28. С. 242–248.
3. Багатокритеріальний синтез нелінійних робастних електромеханічних систем / Кузнецов Б. І., Нікітіна Т. Б., Коломієць В. В., Волошко О. В., Кобилянський Б. Б. // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут». 2017. Вип. 27 (1249). С. 58–61.
4. Півняк Г. Г., Бешта О. С., Тулуб С. Б. Цифрова ідентифікація параметрів електромеханічних систем в задачах енерго- і ресурсозбереження: монографія / ред. Г. Г. Півняк. Дніпропетровськ: Національний гірничий університет, 2004. 197 с.
5. Балюта С. М., Копилова Л. О., Клименко Ю. О. Идентификация параметров модели электромеханической системы на основе генетических алгоритмов // Наукові праці НУХТ. 2013. № 49. С. 88–97.
6. Саушев А. В., Троян Д. И. Идентификация электроприводов портовых перегрузочных машин // Вестник государственного университета морского и речного флота им. адмирала С. О. Макарова. 2015. Вып. 5 (33). С. 169–183. doi: <https://doi.org/10.21821/2309-5180-2015-7-5-169-183>

7. Водовозов А. М., Елюков А. С. Помехозащищённые алгоритмы параметрической идентификации электромеханических систем // Известия высших учебных заведений. 2009. Т. 52, № 12. С. 40–43.
8. Luczak D., Zawirski K. Parametric identification of multi-mass mechanical systems in electrical drives using nonlinear least squares method // IECON 2015 - 41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. 2015. doi: <https://doi.org/10.1109/iecon.2015.7392730>
9. Nouri K., Loussifi H., Braiek N. B. A comparative study on the identification of the dynamical model of multi-mass electrical drives using wavelet transforms // International Journal of Systems Science. 2014. Vol. 45, Issue 11. P. 2223–2241. doi: <https://doi.org/10.1080/00207721.2013.766772>
10. Villwock S., Pacas M. Application of the Welch-Method for the Identification of Two- and Three-Mass-Systems // IEEE Transactions on Industrial Electronics. 2008. Vol. 55, Issue 1. P. 457–466. doi: <https://doi.org/10.1109/tie.2007.909753>
11. Zoubek H., Pacas M. An identification method for multi-mass-systems in speed-sensorless operation // 2011 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. 2011. doi: <https://doi.org/10.1109/isie.2011.5984447>
12. Zoubek H., Pacas M. A method for speed-sensorless identification of two-mass-systems // 2010 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition. 2010. doi: <https://doi.org/10.1109/ecce.2010.5618431>
13. Luczak D., Nowopolski K. Identification of multi-mass mechanical systems in electrical drives // Proceedings of the 16th International Conference on Mechatronics - Mechatronika 2014. 2014. doi: <https://doi.org/10.1109/mechatronika.2014.7018271>
14. Parameter estimation of two-mass mechanical loads in electric drives / Saarakkala S. E., Leppinen T., Hinkkanen M., Luomi J. // 2012 12th IEEE International Workshop on Advanced Motion Control (AMC). 2012. doi: <https://doi.org/10.1109/amc.2012.6197104>
15. Saarakkala S. E., Hinkkanen M. Identification of Two-Mass Mechanical Systems Using Torque Excitation: Design and Experimental Evaluation // IEEE Transactions on Industry Applications. 2015. Vol. 51, Issue 5. P. 4180–4189. doi: <https://doi.org/10.1109/tia.2015.2416128>
16. Abou-Zayed U., Ashry M., Breikin T. Experimental open-loop and closed-loop identification of a multi-mass electromechanical servo system // Proceedings of the Fifth International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics Service. 2008. P. 188–196. doi: <https://doi.org/10.5220/0001502601880193>
17. Конєв В. В. Вдосконалені алгоритми навчання нейромережевої системи ідентифікації безпечного стану нерухомих об'єктів систем критичного застосування // Системи обробки інформації. 2016. Вип. 3. С. 241–245.
18. Горбійчук М. І., Гуменюк Т. В. Нейромережева технологія ідентифікації технологічних операцій бурової установки // Науковий вісник НГУ. 2017. № 3. С. 107–113.
19. Ляшенко С. А. Построение модели нелинейного динамического объекта на основе модифицированной радиально-базисной сети // Вестник Херсонского национального технического университета. 2007. Вып. 4 (27). С. 33–35.

20. Кондратенко Ю. П., Гордиенко Е. В. Нейромережевий підхід до рішення задачі ідентифікації нестационарних параметрів технологічних об'єктів // Вісник НТУ «ХПІ». Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. 2010. № 21. С. 102–109.
21. Continuous-Time Neural Identification for a 2 DOF Vertical Robot Manipulator / Jurado F., Flores M. A., Santibanez V., Llama M. A., Castaneda C. E. // 2011 IEEE Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference. 2011. doi: <https://doi.org/10.1109/cerma.2011.20>
22. Castañeda C. E., Esquivel P. Decentralized neural identifier and control for nonlinear systems based on extended Kalman filter // Neural Networks. 2012. Vol. 31. P. 81–87. doi: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2012.03.005>
23. System identification using artificial neural network / Nidhil K. J., Sree-raj S., Vijay B., Bagyaveereswaran V. // 2015 International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies [ICCPCT-2015]. 2015. doi: <https://doi.org/10.1109/iccpct.2015.7159360>
24. Zhang J., Li Y., Wu X. Neural network identification and control for nonlinear dynamic systems with time delay // 2015 34th Chinese Control Conference (CCC). 2015. doi: <https://doi.org/10.1109/chicc.2015.7260183>
25. Ren X. M., Rad A. B. Identification of Nonlinear Systems With Unknown Time Delay Based on Time-Delay Neural Networks // IEEE Transactions on Neural Networks. 2007. Vol. 18, Issue 5. P. 1536–1541. doi: <https://doi.org/10.1109/tnn.2007.899702>
26. Neural identifier for unknown discrete-time nonlinear delayed systems / Alanis A. Y., Rios J. D., Arana-Daniel N., Lopez-Franco C. // Neural Computing and Applications. 2016. Vol. 27, Issue 8. P. 2453–2464. doi: <https://doi.org/10.1007/s00521-015-2016-7>
27. Вятчин Д. А., Старовойтов В. В. Идентификация объектов посредством системы нечеткого вывода // Штучний інтелект. 2010. № 3. С. 312–321.
28. Удовенко С. Г., Дибє Г., Перепелица В. И. Метод нечёткой идентификации нелинейных объектов цифрового управления // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних Сил. 2008. Вип. 3 (18). С. 131–134.
29. Horbiychuk M., Humeniuk T., Povarchuk D. Fuzzy Identification of Technological Objects // Energy Engineering and Control Systems. 2015. Vol. 1, Issue 1. P. 35–42. doi: <https://doi.org/10.23939/jeecs2015.01.035>
30. Dovžan D., Škrjanc I. Recursive fuzzy c-means clustering for recursive fuzzy identification of time-varying processes // ISA Transactions. 2011. Vol. 50, Issue 2. P. 159–169. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2011.01.004>
31. Bertone A. M. A., Martins J. B., Yamanaka K. Black-Box Fuzzy Identification of a Nonlinear Hydrogen Fuel Cell Model // TEMA (São Carlos). 2018. Vol. 18, Issue 3. P. 405. doi: <https://doi.org/10.5540/tema.2017.018.03.405>
32. Kim Y., Langari R., Hurlebaus S. MIMO fuzzy identification of building-MR damper systems // Journal of Intelligent and Fuzzy Systems. 2011. Vol. 22, Issue 4. P. 185–205. doi: <http://doi.org/10.3233/IFS-2011-0482>
33. Bottura C. P., de Oliveira Serra G. L. An algorithm for fuzzy identification of nonlinear discrete-time systems // 2004 43rd IEEE Conference on Decision

and Control (CDC) (IEEE Cat. No.04CH37601). 2004. doi: <https://doi.org/10.1109/cdc.2004.1429670>

34. Fuzzy Identification of the Time- and Space-Dependent Internal Surface Heat Flux of Slab Continuous Casting Mold / Wan G., Wan S., Chen H., Wang K., Lv C. // Journal of Heat Transfer. 2018. Vol. 140, Issue 12. P. 122301. doi: <https://doi.org/10.1115/1.4040955>

35. Fuzzy Identification Based on T-S Fuzzy Model and Its Application for SCR System / Zeng F., Zhang B., Zhang L., Ji J., Jin W. // Mechanical Engineering and Control Systems. 2016. P. 293–297. doi: [https://doi.org/10.1142/9789814740616\\_0064](https://doi.org/10.1142/9789814740616_0064)

36. Сорокина И. В., Токарева Е. В., Сорокин Р. В. Идентификация нелинейных объектов с использованием адаптивных нечетких моделей // Технология приборостроения. 2015. № 2. С. 35–39.

37. Субботин С. А. Идентификация нейро-нечетких моделей для решения задач технической диагностики // Штучний інтелект. 2011. № 1 (33). С. 251–254.

38. Агамалов О. Н. Оценка технического состояния электрооборудования в реальном масштабе времени методом нейро-нечеткой идентификации // ExponentaPro: Математика в приложениях. 2003. № 12. С. 36–44.

39. Neural identification of rock parameters using fuzzy adaptive learning parameters / Liang Y. C., Feng D. P., Liu G. R., Yang X. W., Han X. // Computers & Structures. 2003. Vol. 81, Issue 24-25. P. 2373–2382. doi: [https://doi.org/10.1016/s0045-7949\(03\)00303-1](https://doi.org/10.1016/s0045-7949(03)00303-1)

40. Yu W., Li X. Fuzzy Identification Using Fuzzy Neural Networks With Stable Learning Algorithms // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2004. Vol. 12, Issue 3. P. 411–420. doi: <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2004.825067>

41. Serra G. L. O., Bottura C. P. An IV-QR Algorithm for Neuro-Fuzzy Multivariable On-line Identification // 2005 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2005. doi: <https://doi.org/10.1109/icsmc.2005.1571589>

42. Дьяконов В. П., Круглов В. В. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/1 SP2 + Simulink 5/6: Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики: серия "Библиотека профессионала". М.: СОЛОН-ПРЕСС, 2006. 456 с.